

法政大学学術機関リポジトリ
HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

一次視覚野における特徴の自己組織化

著者	井垣 円
出版者	法政大学大学院理工学・工学研究科
雑誌名	法政大学大学院紀要．理工学・工学研究科編
巻	58
発行年	2017-03-31
URL	http://hdl.handle.net/10114/13562

一次視覚野における特徴の自己組織化

Self-organization of characteristics in the primary visual cortex

井垣 門

Madoka IGAKI

指導教員 平原 誠

法政大学大学院理工学研究科応用情報工学専攻修士課程

How light stimuli are perceived in the brain has not been completely clarified. In conventional research, models that reproduce only orientation columns, which are features of the primary visual cortex, can be seen, but reports on reproduction of other features are not noticeable. In this study, we propose a model from the retina to the primary visual cortex. The purpose of the model is to reproduce the orientation column and the retinotopy, which are features of the structure of the primary visual cortex. Numerical experiments were performed under a situation where multiple light stimuli were presented. It was confirmed that orientation columns and retinotopy were self-organized.

Key Words : visual cortex, retinotopy, orientation column

1. はじめに

脳内において光刺激がどのように認識されているのか明らかにされていない点が多い。従来の研究において一次視覚野の特徴である方位コラムのみを再現するモデルは提案されているものの、その他の特徴の再現に関しての報告は目立たない。本研究では網膜から一次視覚野までのモデルを提案し、一次視覚野の構造上の特徴である方位コラム及びレチノトピーを再現することを目的とする。複数の光刺激が入る状況を想定して数値実験を行ったところ、一次視覚野における単純型細胞の方位コラム及びレチノトピーが自己組織的に形成されることが確認された。

2. 一次視覚野までの経路

図1に網膜が光刺激を受け取ってから外側膝状体に至るまでの経路を示す。

物体からの光線は、両眼の網膜にぶつかる。それぞれの網膜の左側は視野の右半分を担当し、右側は視野の左側を担当する。網膜に与えられた入力刺激の情報すなわち光刺激は視交叉を経由し、外側膝状体 (LGN) へ到達する。左右それぞれの外側膝状体は両眼からの入力を受け、一次視覚野へと出力する。このとき、左網膜からの情報と右網膜の情報は完全に分離して分布する。

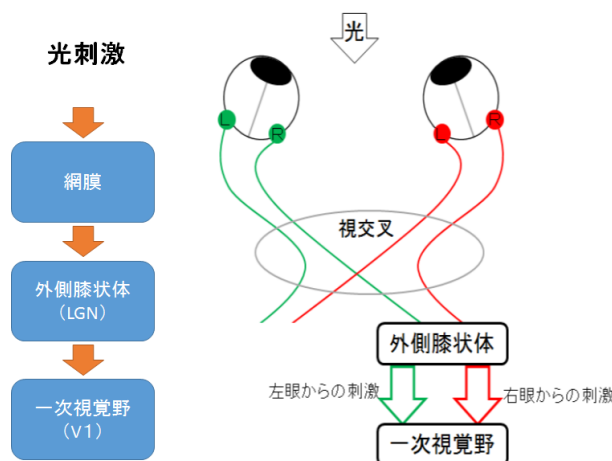


図1 網膜から1次視覚野までの経路

3. 一次視覚野の特徴

3. 1 単純型細胞

1次視覚野には網膜上の特定の領域に明暗の境界線がかかったとき、加えてその境界線の傾きが特定の方位を向いていたときにだけ反応する単純型細胞と呼ばれる細胞が存在する。単純型細胞の受容野はON領域とOFF領域が並んだ構造をしている。この単純型細胞はON領域にちょうど合うような入力刺激に対して強く反応し、反対にOFF領域に入力刺激がかかる際には、反応が弱まることが知られている。

図2は単純型細胞の受容野の一例であり、4通りの入力刺激を受けた場合を示す。黄と黒の領域はそれぞれON領域とOFF領域を表し、線分は入力刺激である。図

2 AはON領域の方位（最適方位）に合った入力刺激が与えられた場合であり、この単純型細胞はもっとも強く反応する。Aの入力刺激が最適方位であるのに対し、Bの入力刺激は最適方位に対して若干傾いている。そしてCの入力刺激は最適方位に対して完全に直交しており、また、Dの入力刺激は最適方位に完全一致した方位を持つものの、OFF領域に位置するため、ほぼ反応しない。よって入力刺激 $A > B > C > D$ の順に強く反応する。

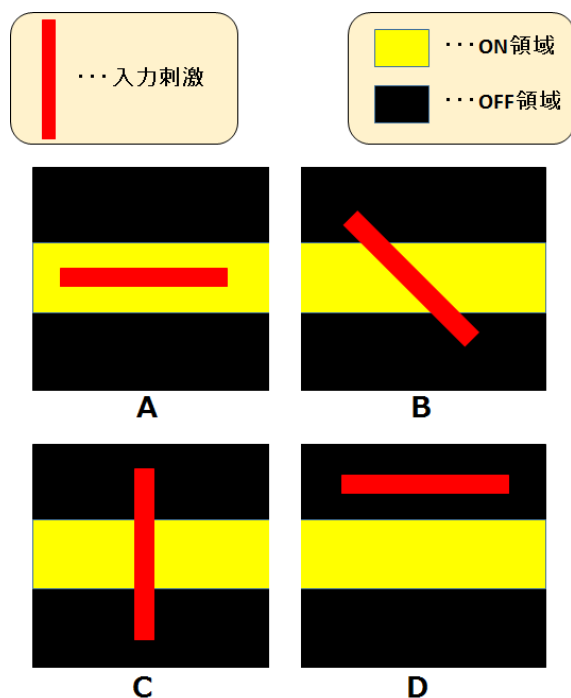


図2 多様な入力刺激を受けた受容野の例

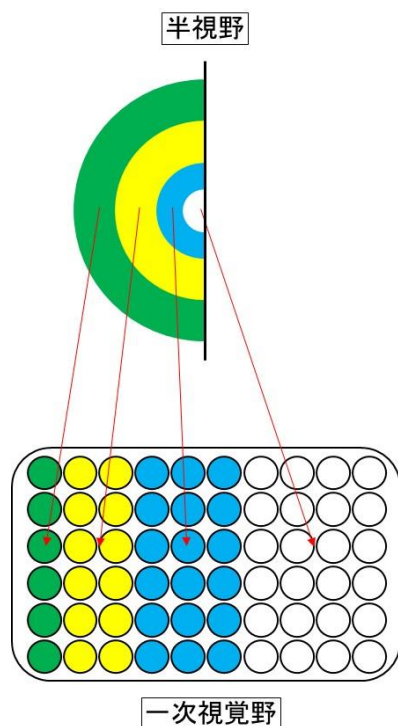


図3 1次視覚野の特徴

3. 2 レチノトピー

視野に与えられた刺激は網膜から外側膝状体を通り、1次視覚野へ伝わる。図3に視野と1次視覚野との対応関係を示す。図3上の半円は左半視野を、図3下の長方形は右脳の1次視覚野を表しており、1次視覚野へ刺激が伝わった後に反応する単純型細胞の領域のイメージを色ごとに表示している。図3上の半視野における視野位置と図3下の1次視覚野での細胞の並びにはそれぞれ対応関係があり、視野の中心を担う細胞から周辺を担う細胞へ連続的に切り替わっている。このように網膜の特定部位が1次視覚野の特定部位に空間的な隣接関係を保ったまま結びついていることをレチノトピーという。

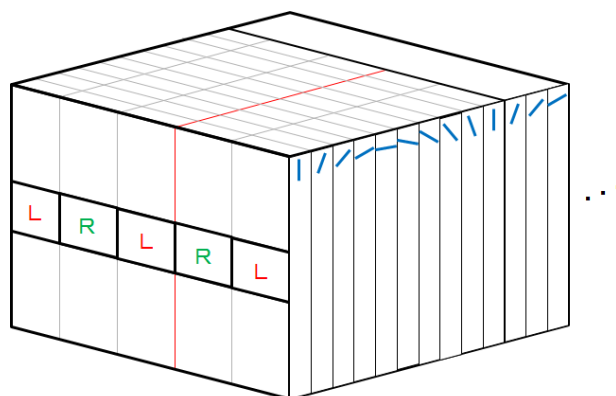


図4 方位コラムのイメージ図

3. 3 方位コラム

図4に方位コラムのイメージを示す。右側面の線分はコラム内の細胞の最適な方位を示している。

一次視覚野において単純型細胞はそれぞれ無秩序にランダムに分布せずに配列している。受容野の最適方位がなだらかに変化することが生理実験[1][2]にて確認されており、このまとまりを方位コラムという。この構造は大腦皮質の表面から深部に向けて柱状に構成されている。

4. 学習モデル

本モデルは階層型ニューラルネットワークモデル[3][4]及び自己組織化マップ（SOM）[5]から構成される。階層型ニューラルネットワークは入力と出力が一致するように学習する自己想起型ニューラルネットワークである。階層型ニューラルネットワークの中間層細胞の出力をSOMへの入力とする。なお、本研究では単眼視におけるモデルを扱うものとする。

4. 1 入力刺激

図5左のように半視野を想定した2次元空間内に一様乱数で2点を選び、それを結んだ線分を $n \times n$ の画像に変換して、入力刺激 $I_{xy}(x, y=1, \dots, n)$ とする。

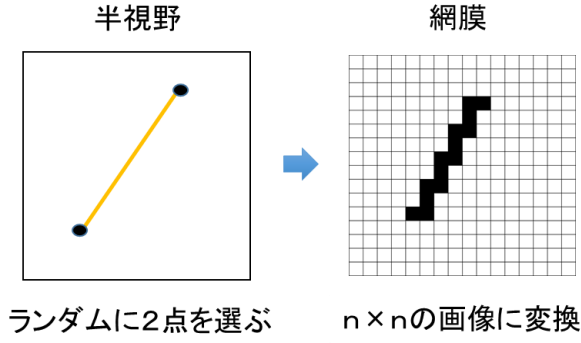


図5 入力刺激の作成

4. 2 階層型ニューラルネットワーク

本研究で用いるモデルは3層のニューラルネットワークである。入力を $I_{xy}(x,y=1,\dots,n)$ とし、入力層細胞 xy と中間層細胞 $ij(i,j=1,\dots,m)$ をつなぐ結合荷重を w_{ijxy} と表すと、中間層細胞 ij のポテンシャル s_{ij} は次のように計算される。

$$s_{ij} = \sum_{x=1, y=1}^n w_{ijxy} I_{xy} + w_{ij00} \quad (1)$$

ここで w_{ij00} は中間層細胞 ij のバイアスである。中間層細胞 ij の出力 h_{ij} は出力関数を非線形シグモイド関数とし、

$$h_{ij} = \frac{1}{1 + \exp(-s_{ij})} \quad (2)$$

とする。中間層細胞 ij から出力層細胞 $xy(x,y=1,\dots,n)$ にかけての結合荷重を a_{xyij} と表すと、出力層細胞 xy のポテンシャル u_{xy} は次のように計算される。

$$u_{xy} = \sum_{i=1, j=1}^m a_{xyij} h_{ij} + a_{xy00} \quad (3)$$

ここで a_{xy00} は出力層細胞 xy のバイアスである。出力層細胞 xy の出力 o_{xy} は、出力関数を非線形シグモイド関数とし、

$$o_{xy} = \frac{1}{1 + \exp(-u_{xy})} \quad (4)$$

とする。

本研究では以下の E の最小化を図る。

$$E = \sum_{x=1, y=1}^n (I_{xy} - o_{xy})^2 - \lambda \sum_{i=1, j=1}^m G(h_{ij}) \quad (5)$$

ここで第一項は入力 I_{xy} と出力 o_{xy} の2乗誤差である。第二項は中間層の表現にスパース性を与えるためのもので

$$G(h_{ij}) = \exp(-\gamma * h_{ij} * h_{ij}) \quad (6)$$

と定める。最小化は以下の最急降下法で行った。

$$w_{ijxy} \leftarrow w_{ijxy} - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ijxy}} \quad (7)$$

$$a_{xyij} \leftarrow a_{xyij} - \alpha \frac{\partial E}{\partial a_{xyij}} \quad (8)$$

4. 3 自己組織化マップ (SOM)

SOMは、ヘルシンキ大学のコホーネン教授により1981年頃に発表された。教師なし学習を行なうニューラルネットワークの代表例であり、入力パターン群をその類似度に応じて分類するクラスタリング能力に優れる。何種類かのデータを繰り返し入力し続けると、似たようなデータを近くに配置していく。

本モデルは階層型ニューラルネットワークの中間層細胞から入力を受ける一次視覚野層を設け、ここにSOMを導入する。一次視覚野層は $p \times p$ 個の単純型細胞から構成される。各単純型細胞 $kl(k,l=1,\dots,p)$ は結合荷重 $c_{kl ij}$ を介して中間層細胞 ij の出力 h_{ij} を受ける。

Step1:初期化

繰り返し数を T とし、 $t=0$ とする。結合荷重 $c_{kl ij}$ の各要素を0から1の間の乱数で初期化する。

Step2:繰り返し

$t=1, 2, \dots, T$ に対して次の操作を繰り返す。

Step2-1

中間層細胞の出力 h_{ij} と結合荷重 $c_{kl ij}$ から単純型細胞 kl の出力 v_{kl} を

$$f_{kl} = \sum_{i=1, j=1}^n (h_{ij} - c_{kl ij})^2 \quad (9)$$

$$v_{kl} = 2 - \frac{2}{1 + \exp(-5 \cdot f_{kl} \cdot f_{kl})} \quad (10)$$

と計算する。

Step2-2

v_{kl} を最大とする単純型細胞 kl を勝ちニューロン(K, L)とする。

$$(K, L) = \arg \max_{kl} v_{kl} \quad (11)$$

Step2-3

勝ちニューロン(K, L)が決定したら、全ての細胞の結合荷重 $c_{kl ij}$ を更新する。

$$c_{kl ij} \leftarrow c_{kl ij} + \varepsilon \cdot d((k, l), (K, L)) \cdot (h_{ij} - c_{kl ij}) \quad (12)$$

ここで学習係数 ε は $0 < \varepsilon < 1$ である． $d((k, l), (K, L))$ は近傍関数と呼ばれ，具体的には以下で与えられる．

$$d((k, l), (K, L)) = \exp \left\{ -\frac{(k - K)^2 + (l - L)^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (13)$$

近傍関数の値は，勝ちニューロン (K, L) との距離に近い細胞 kl ほど大きくなり，遠いほど小さくなる．

5. 実験結果と考察

5. 1 実験条件

入力画像の1辺の数 n を 17 として視野を再現した（入力層及び出力層の細胞数 17×17 ）．中間層細胞の数 $m \times m$ を 20×20 ，一次視覚野層の単純型細胞の数 $p \times p$ を 20×20 として学習を行った．各種パラメータは λ を 1.0, γ を 2.0, 近傍関数の標準偏差 σ を 1.0, 学習係数 α 及び ε を 0.01 に設定した．学習時には入力線分を 1 本～2 本のランダムとした．学習を止めた後，右上，左上，左下，右下の 4 箇所それぞれ 0° から 15° おきに 12 線分（計 48 線分）を導入し，それぞれ一本ずつ入力した．

5. 2 実験結果 1

図 6～9 は学習後にそれぞれ右上，左上，左下，右下の 4 箇所に方位 0° の線分を入力した際の一次視覚野層の反応（出力）の一例である．出力 $v_{kl}(k, l=1, \dots, p)$ が 1 に近づくほど赤く，0 に近づくほど暗くなるように表示している．

右上に線分を入力した際には一次視覚野層の上部に強く反応が出ていることがわかる（図 6）．左上，左下，右下に線分を入力した際にはそれぞれ一次視覚野層の左部（図 7），下部（図 8），右部（図 9）に強く反応が表れていることがわかる．

右上に線分を入力した場合の図 6 と左下に入力した場合の図 8 を見比べると互いに反応が一次視覚野層の対角に位置しており，遠く離れた位置関係を保っていることがわかる．遠く離れた入力に関しては一次視覚野層の反応も遠く離れるという結果となった．左上に入力した場合の図 7 と右下に入力した場合の図 9 に関しても同様の結果が確認できた．

また右上に入力した場合の図 6 と左上に入力した場合の図 7 を見比べると互いに反応が一次視覚野層の近い位置に表れていることがわかる．近い入力に関しては一次視覚野層の反応も近くに現れるという結果となった．左上に入力した場合の図 7 と左下に入力した場合の図 8，左下に入力した場合の図 8 と右下に入力した場合の図 9，に関しても同様の結果が確認できた．

このことから入力の特定位が一次視覚野層の特定位に空間的な隣接関係を保ったまま結びついていること

が確認でき，本モデルでレチノトピーが再現できているといえる．

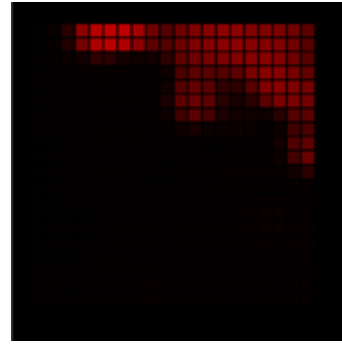


図 6 右上に線分を入力した際の出力 v_{kl}

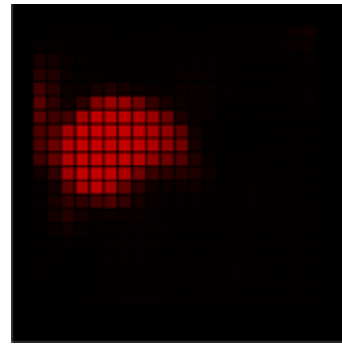


図 7 左上に線分を入力した際の出力 v_{kl}

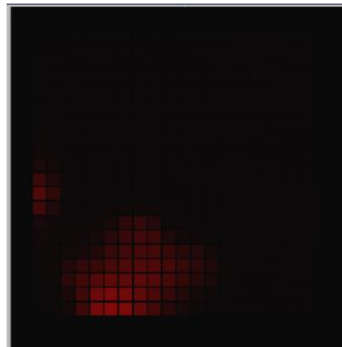


図 8 左下に線分を入力した際の出力 v_{kl}

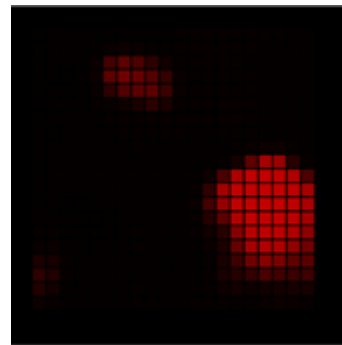


図 9 右下に線分を入力した際の出力 v_{kl}

5. 3 実験結果 2

一次視覚野において単純型細胞の最適方位がなだらか

に変化するという構造を方位コラムという．方位コラムの再現を確認するために方位ごとに反応を求め、方位間の反応の差（出力間距離）を求めた．方位コラムがうまく再現できていれば例えば方位 0° 線分に対する反応は方位 30° の場合に比べて方位 15° に対する反応に近くなるはずである．方位差が小さい線分を入力した場合には出力間距離が小さくなると考えられる．

図 10 は方位 0° 線分を基準とした場合の方位差ごとの出力間距離であり、青線、赤線、黄色線、灰色線はそれぞれ右上、左上、左下、右下に入力した場合の結果である．方位差が小さいほど出力間距離が小さくなっている．また方位差 90° （方位差最大）では出力間距離が大きい結果となった．方位差が大きくなればなるほど出力間距離が大きくなる傾向にあることがわかった．このことから最適方位が徐々に変化している様が数値上で確認でき、方位コラムが再現できているといえる．

なお理想的には方位差を大きくすればするほど出力間距離は単調増加するはずである．しかし、右上（青線）に入力した際の方位差 90° よりも方位差 75° の方が出力間距離が大きくなっている．これはパラメータの調整や中間層細胞の数を増やすことで改善できるのではと考える．

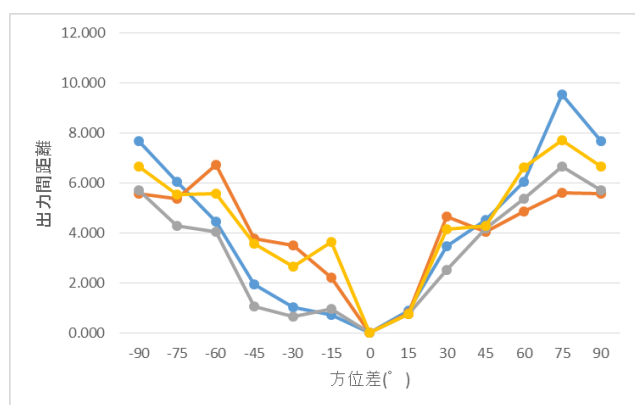


図 10 方位 0° 線分における 4 か所（右上、左上、左下、右下）の方位ごとの出力間距離

6. 今後の課題

本モデルに与えた入力刺激は 17×17 の画像とした．実際の視野の規模を考慮すると、より大きな画像にすべきであったが計算機の都合上狭い視野になってしまった．より大きな画像を用いて学習を行うことにより、より一次視覚野に近いモデルを構築することができると考える．

本研究では単眼視野を想定したモデルを提案したが、実際の一次視覚野を考慮すると両眼視野を想定したモデルに発展させる必要がある．

謝辞: 本研究を進めるにあたり、ご指導を頂いた修士論文指導教員の平原誠准教授に心より感謝いたします．

参考文献

- [1] Obermayer K., Blasdel G. G. (1993): “Geometry of orientation and ocular dominance columns in monkey striate cortex”, J. Neurosci., 13, 4114-4129.
- [2] Hubel D.H., Wiesel T.N. (1962): “Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat’s visual cortex”, J. Physiol. (Lond), 160, 106-154.
- [3] 岡谷貴之 (2015): Deep learning (深層学習), MLP 機械学習プロフェッショナルシリーズ, 講談社, 41-54
- [4] Rumelhart D.E. and McClelland J. (1986): “Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition”, MIT Press.
- [5] Kohonen T. (1982): “Self-Organized formation of topologically correct feature maps”, Biol. Cybern., 43, 59-69.